

# 基于多源资料融合集成的短时强降水短时临近预报技术

张海燕<sup>1,3</sup> 吴启树<sup>2,3</sup> 危国飞<sup>2,3</sup> 付超<sup>2,3</sup> 林子伦<sup>3,4</sup>

1 平潭综合实验区气象局, 福建平潭综合实验区 350400

2 福建省气象台, 福州 350001

3 福建省灾害天气重点实验室, 福州 350001

4 泉州市气象局, 福建泉州 362000

**摘要** 采用福建及周边邻省 2021~2023 年 4~9 月自动站降水观测数据、中国气象局强对流天气短时临近预报系统的 0~120 min 定量降水预报 (SWAN-QPF)、全球和区域模式的降水预报数据作为预报因子, 以中国气象局对 20 mm h<sup>-1</sup> 阈值短时强降水的邻域检验(检验半径为 40 km)为检验标准, 基于 TS(Threat Score) 评分最优化原则, 优选各预报因子的最优邻域半径 ( $R_i$ ), 建立基于邻域的 1~12 h 逐时短时强降水预报模型。结果表明: 自动站降水观测数据采用预报制作时间前 10 min (最优时段) 累计降水量、 $R_i=0.5^\circ$ 、 $R_i$  内取降水量排名前 5 名 ( $N_{top}=5$ ) 站(格)点的平均降水量作为预报降水量进行持续性预报, 经最优消空阈值订正后 2021 和 2022 年第 1 h 的 TS 可达 37.5%、32.2%, 第 2 h 可达 22.2%、19.5%, 相比多模式最优权重集成预报(各模式最优  $R_i=0.6^\circ$ 、 $N_{top}=15$ , 第 1 h 的 TS 可达 16.2%和 16.6%、第 2 h 可达 18.0%和 14.2%), 极大提升了临近 1~2 h 的预报准确率。SWAN-QPF 经最优消空阈值订正后的预报 ( $R_i=0.3^\circ$ ,  $N_{top}=15$ ) 在 1~2 h 内的 TS 也优于多模式最优权重集成预报, 但劣于持续性预报。3~12 h 多模式最优权重集成预报的 TS 评分明显高于另两类预报。在 1~4 h 内以最优权重进一步集成三类数据, 5~12 h 采用多模式最优权重集成预报, 建立 1~12 h 逐时短时强降水预报模型。将采用 2021 和 2022 年数据训练所得参数应用于福建 2023 年短时强降水预报, 其 TS 评分在 1~4 h 分别为 42.7%、28.8%、23.1%和 20.2%, 5~12 h 均在 17% 以上。

**关键词** 短时强降水 持续性预报 有效邻域半径 最优时段累计降水量  $N_{top}$

文章编号 2024061A

中图分类号

文献标识

doi: 10.3878/j.issn.1006-9895.2501.24061

收稿日期 2025-02-17; 网络预出版日期

作者简介 张海燕, 女, 1995 年出生, 硕士研究生, 工程师, 主要从事智能网格天气预报研究。E-mail: 15951619515@163.com

通讯作者 吴启树, E-mail: 172475076@qq.com

资助项目 福建省自然科学基金项目 2024Y0076、2022J011078、2023J011333, 福建省气象局开放式气象科学研究基金项目 (2023KJ03), 软件自动生成与智能服务四川省重点实验室开放课题 2022KFKT (10) 013

Funded by Natural Science Foundation of Fujian (Grant 2024Y0076、2022J011078 and 2023J011333), Open Meteorological Science Research Fund of Fujian Meteorological Bureau (Grant 2023KJ03), Software automatic generation and intelligent service Sichuan key laboratory open project (Grant 2022KFKT (10) 013)

# Short-time Heavy Precipitation Short-term nowcasting Forecast Technology Based on Multi-source data Fusion Integration

Zhang Haiyan<sup>1,3</sup> Wu Qishu<sup>2,3</sup> Wei Guofei<sup>2,3</sup> Fu Chao<sup>2,3</sup> Lin Zilun<sup>3,4</sup>

<sup>1</sup> Pingtan Meteorological Bureau, Fujian, Pingtan 350400

<sup>2</sup> Fujian Meteorological Observatory, Fuzhou 350001

<sup>3</sup> Fujian Provincial Key Laboratory of Disaster Weather, Fuzhou 350001

<sup>4</sup> Quanzhou Meteorological Bureau, Fujian, Quanzhou 362000

**Abstract** A forecast model of short-time heavy precipitation (greater than 20 mm h<sup>-1</sup>) for 1–12 h at 1 h intervals in Fujian is established based neighborhood with optimal Threat Score by real-time precipitation observation data from ground weather stations, 0–120 min Quantitative Precipitation Forecast from Sever Weather Automatic Nowcasting (SWAN-QPF) of China Meteorological Administration, and forecast precipitation data from global and regional models from April to September during 2021–2023. Neighborhood test is adopted, and the test radius is 40 km. The results show that the accuracy of nowcast in the couple of hours is greatly improved by using real-time precipitation observation to forecast the short-time heavy precipitation (Persistence forecast) compared with using multi-model optimal weight integration. After the optimal elimination threshold correction, the TS in the future first hour can reach 37.5% for 2021 and 32.2% for 2022 when the forecast precipitation is calculated with 10-min real-time precipitation before the forecast production, the neighborhood radius ( $R_i$ ) of 0.5°, and the average of the top 5 heavy precipitation stations ( $N_{top}=5$ ) in  $R_i$ . And at the second hour, the TS can reach 22.2% for 2021 and 19.5% for 2022. The TS of the consensus forecast combining global and regional models with optimized weights can reach 16.2% for 2021 and 16.6% for 2022 at the first hour (18.0% and 14.2% at the second hour) when the forecast precipitation is calculated with the  $R_i$  of 0.6° for each model and  $N_{top}=15$ . The SWAN-QPF short-time heavy precipitation prediction revised by the optimal elimination threshold (the  $R_i$  of 0.3° and  $N_{top}=15$ ) is also better than multi-model optimal weight integration, but less than using real-time observational precipitation in the first couple of hours. For the 3–12 h forecast, multi-model optimal weight integration is better than the other two. The above-mentioned multi-source data revised by the optimal elimination threshold are further integrated with optimized weights in the future 1–4 h, and multi-model optimal weight integration is adopted in the future 5–12 h to establish the forecast model of short-time heavy precipitation for 1–12 h at 1 h intervals. The parameters

50 trained with 2021 and 2022 data are applied to forecast short-time heavy rainfall in Fujian in 2023, and the TS are  
51 42.7%, 28.8%, 23.1% and 20.2% in the future 1–4 h, and all above 17% in the future 5–12 h.

52 **Key words** Short-time heavy precipitation, Persistence forecast, Effective neighborhood radius, Cumulated  
53 precipitation in optimal period,  $N_{top}$

## 54 1 引言

55 我国天气预报业务中一般将超过  $20 \text{ mm h}^{-1}$  的降水事件定义为短时强降水，它发生时间  
56 短、局地性强、降水效率高，易造成如滑坡、山体崩塌、暴洪等局地而短促的灾害，因此一  
57 直以来都是气象预报、预警业务工作中的重难点（孙继松, 2017; 李林等, 2018）。福建地处  
58 我国东南沿海，依山靠海、海岸线长、山区多、地形独特，在季风气候的影响下，成为全国  
59 短时强降水的高发区之一，因短时强降水而引发的生命财产损失时有发生。

60 关于短时强降水的研究包括时空演变特征分析、个例分析及形成短时强降水的中小尺度  
61 对流系统分析等（陈炯等, 2013; 张小玲等, 2014; 刘晶等, 2022; 杨涛等, 2023; 郑淋淋等,  
62 2023），除此之外，诸多学者也开展了短时强降水的短时临近（短临）预报方法研究。关于  
63 短时强降水的短临预报方法主要包括实况外推、数值模式、数值预报和统计方法相结合进行  
64 订正预报等（赵渊明和漆梁波, 2021）。实况外推主要是基于前期雷达回波的连续观测得到  
65 其移动矢量场，再通过外推用于后期预报，其整体预报思路有单体跟踪法和区域跟踪法，目  
66 前常见方法有雷暴识别、追踪、分析和临近预报法（Thunderstorm Identification, Tracking,  
67 Analysis, and Nowcasting, TITAN; Dixon and Wiener, 1993）、交叉相关回波跟踪法（Rinehart  
68 and Garvey, 1978; Li et al., 1995）、光流法（Bowler et al., 2004; Liu et al., 2015）、变分回波  
69 跟踪法（Laroche and Zawadzki, 1995; 吴剑坤等, 2019）等。基于雷达回波的临近外推预报针  
70 对临近 1~2 h 预报能力较好，但由于该方法缺乏对强对流系统生消演变的物理机制描述，  
71 随着预报时效增长，外推预报能力迅速降低。数值模式在动力和物理过程描述上虽存在不足，  
72 但对强对流系统活动的刻画原理要优于实况外推方法，因此有学者将数值预报和统计方法相  
73 结合，对模式预报结果进行订正，从而提高短时强降水的预报准确率，这种对数值模式进行  
74 统计后处理以提高预报技巧的方法在预报业务中应用广泛（吴启树等, 2017; 唐文苑和郑永  
75 光, 2019; 赵瑞霞等, 2020）。通过统计方法订正模式预报结果主要有两种途径，一是基于数  
76 值模式的物理量场获得与短时强降水发生的统计关系或经验阈值，结合配料法、套叠法等

77 (Maddox et al., 1979; Doswell et al., 1996), 对短时强降水的发生与否进行潜势预报(雷蕾  
78 等, 2012; 张莹等, 2012; 田付友等, 2015; 谌志刚, 2017; 洪伟和郑玉兰, 2018); 二是通过多  
79 模式集成技术提高短时强降水的预报准确率, 各模式在动力框架、物理参数化方案、初始场、  
80 地形表征等多方面存在差异, 彼此间的预报能力在时间、空间上也存在差异, 为充分利用不  
81 同模式降水预报结果, 多模式集成技术迅速发展(吴政谦等, 2012; 吴振玲等, 2019; Ji et al.,  
82 2020; 危国飞等, 2020), 研究表明, 组合多个模式的有效预报信息可提升预报可靠性, 预  
83 报技巧优于单一模式(Danard et al., 1968; Thompson, 1977; Zhi et al., 2012)。从以往研究可  
84 知, 实况外推在临近 1~2 h 对短时强降水的预报能力要优于基于数值模式的预报方法, 但  
85 在更长预报时效上, 基于数值模式的预报方法更优, 因此将实况外推和基于模式预报相融合  
86 的方法被提出(陈葆德等, 2013; 储海等, 2023), 但有研究指出该方法在弱降水预报中会导  
87 致空报率偏高(程丛兰等, 2013)。原理上来说, 二者的融合即随着预报时效的增加, 外推  
88 预报的权重逐渐减少, 基于模式预报的权重逐渐增大, 从而实现外推预报和基于模式预报之  
89 间的平滑过渡(程丛兰等, 2019)。

90 邻域法在天气预报业务中应用广泛, 关键应用领域主要包括两方面。一是用于高分辨率  
91 数值模式检验, 传统检验方法通常基于预报和观测事件点对点的匹配来评价数值模式的预报  
92 表现, 这种检验结果往往与预报员对模式的主观评判不尽相同, 尤其是在小概率天气事件中  
93 (Mass, 2002; 苏翔和袁慧玲, 2020), 邻域法通过放宽预报和观测事件在网格尺度上的匹配  
94 限制来评价模式的预报表现, 可加深预报员对数值模式预报性能的理解(潘留杰等, 2015;  
95 Kochasic et al., 2017; Johnson et al., 2020)。二是用于邻域概率预报, 考虑到邻近格点要素的  
96 预报信息能够相互补偿, Theis et al. (2005) 基于邻域法从单一确定性预报生成了概率预报  
97 并被广泛应用(Bouallègue et al., 2013; Schwartz et al., 2015), 且该方法很快被扩展到集合  
98 预报领域(Schwartz et al., 2010)。

99 前人关于邻域法的应用主要为检验和概率预报。本文考虑到在短时强降水中中小尺度系  
100 统发生发展的上下游效应, 正在发生短时强降水的区域在一定时间内能影响周边其它区域降  
101 水的发生发展, 故利用邻域法原理充分挖掘预报地点周边范围内的降水信息, 提出基于邻域  
102 的短时强降水有无的确定性预报方法, 基于 TS 评分最优化原则(OTS, 吴启树等, 2017),  
103 优选可用资料的最优有效邻域半径和强降水站(格)点数。除了设计基于中国气象局强对流  
104 天气短时临近预报系统的 0~120 min 定量降水预报(SWAN-QPF)数据试验、全球和区域

105 模式最优化权重集成预报试验（危国飞等, 2020）外，本文还引入自动站降水观测数据进行  
 106 持续性预报（相较于雷达回波外推而言，直接使用自动站实况降水数据可在一定程度上避免  
 107 雷达回波和雨强转换带来的误差），通过引入自动站降水观测数据提升短时强降水临近预报  
 108 准确率，通过多模式最优权重集成提升短时预报准确率。本文研究结果在福建预报业务中应  
 109 用表明，采用预报制作时间前 10 min 的自动站实况累计降水量进行短时强降水的持续性预  
 110 报，可大幅提升临近 1~2 h 的预报准确率。并以最优化权重集成方法在 1~12 h 内集成自动  
 111 站实况降水数据、SWAN-QPF、全球和区域模式降水预报数据，建立 1~12 h 逐时短时强降  
 112 水滚动订正预报模型。

## 113 2 资料与方法

### 114 2.1 资料

115 以 2021 和 2022 年 4~9 月数据为训练集，2023 年 4~9 月数据为业务测试集。所用数  
 116 据主要包括福建及周边邻省气象自动站 4138 站逐 5 min 降水观测数据（站点分布见图 1）、  
 117 中国气象局强对流天气短时临近预报系统的 0~120 min 定量降水预报（SWAN-QPF）产品、  
 118 全球和区域模式降水预报数据（详见表 1）。SWAN-QPF 数据逐 6 min 滚动更新未来 0~120  
 119 min 的降水预报量，时间分辨率为 6 min、空间水平分辨率为  $0.01^\circ \times 0.01^\circ$ 。本文预报和检验  
 120 站点为第三届全国智能预报技术方法交流大赛中规定的福建 1125 站。

121 表 1 全球和区域模式降水预报数据。

122 Table 1 Forecast precipitation data from global and regional models.

模式	起报时间(北京时)	时间分辨率	空间水平分辨率	
欧洲中期天气预报中心的确定性预报	ECMWF-IFS	20:00 和 08:00	逐 3 h	$0.125^\circ \times 0.125^\circ$
欧洲中期天气预报中心的集合预报	ECMWF-EPS	20:00 和 08:00	逐 3 h	$0.5^\circ \times 0.5^\circ$
中国气象局上海数值预报系统	CMA-SH9	20:00 和 08:00	逐 1 h	$0.1^\circ \times 0.1^\circ$
广东快速更新同化数值预报系统	CMA-GD	20:00 和 08:00	逐 1 h	$0.03^\circ \times 0.03^\circ$
中尺度天气数值预报系统	CMA-MESO(2008)	20:00 和 08:00	逐 1 h	$0.03^\circ \times 0.03^\circ$
	CMA-MESO(2311)	23:00 和 11:00	逐 1 h	$0.03^\circ \times 0.03^\circ$
	CMA-MESO(0214)	02:00 和 14:00	逐 1 h	$0.03^\circ \times 0.03^\circ$
	CMA-MESO(0517)	05:00 和 17:00	逐 1 h	$0.03^\circ \times 0.03^\circ$

123 本文算法均以起报时间之前可用的业务预报模式资料为准。以 08:00 起报为例，可用的  
124 模式资料为前一日 20:00 起报的资料，另加 CMA-MESO 的前一日 23:00、当日 02:00 和 05:00  
125 起报的资料（实际业务运行时，根据资料到报情况，采用最新 4 次起报资料）。采用多模式  
126 最优权重集成，既可综合考虑各模式对短时强降水预报的异同问题，也可在实际业务运行中  
127 解决因个别模式某一时次数据缺少而导致的无预报数据问题。

128 用 2021 和 2022 年的 4~9 月上述数据，按年分别训练参数，以探究在短时强降水预报  
129 中被训练参数在不同年份间是否具备稳定性。综合两年评估得到的参数，最终建立福建 1~  
130 12 h 逐时短时强降水滚动订正预报模型，并在 2023 年预报业务中应用检验。

## 131 2.2 检验方法

132 短时强降水预报检验采用第三届全国智能预报技术方法交流大赛强对流检验方案：采用  
133 点对面检验方法，扫描半径为 40 km，阈值为 20 mm h<sup>-1</sup>，不限于本省（市、自治区）辖区，  
134 若以预报地点为中心的周边 40 km 范围内出现小时降水量超过 20 mm h<sup>-1</sup>，则判定该预报地  
135 点发生短时强降水。主要采用 TS 评分作为检验指标，偏差（BIAS，BS）评分为辅（Wilks，  
136 2006）：

$$137 \quad TS = \frac{NA}{NA + NB + NC} \quad (1)$$

$$138 \quad BS = \frac{NA + NB}{NA + NC} \quad (2)$$

139 式（1）、（2）中，NA、NB 和 NC 分别为短时强降水的命中站（次）数、空报站（次）数  
140 和漏报站（次）数。

## 141 2.3 预报方法

142 考虑到对流系统发生发展的上下游效应，正在发生短时强降水的区域在一定时间内能影  
143 响周边其它区域降水的发生发展，故利用邻域法原理挖掘预报地点周边范围内的降水信息，  
144 提出基于邻域的短时强降水有无的确定性预报方法，基于 TS 评分最优化原则优选可用资料  
145 的最优有效邻域半径和强降水站（格）点数，预报短时强降水最有可能发生的落区。本文对  
146 比分析三类数据对短时强降水的预报效果，主要包括气象自动站降水观测数据、  
147 SWAN-QPF、全球和区域多个模式降水预报数据。具体步骤为：①多源数据基于不同邻域  
148 半径确定降水预报值（详见 2.3.1 节），其中降水预报值随邻域半径和强降水站（格）点数  
149 的变化而变化。②采用 OTS 法开展最优消空阈值订正。即设计系列消空阈值（本文设计 0~  
150 30 mm，每间隔 0.1 mm），若降水预报值≥消空阈值，则预报有短时强降水，反之则无；对

151 全省所有站次检验评估, 获取在某一邻域半径和强降水站(格)点数下 1~12 h 各预报时效  
152 的最优 TS 和对应消空阈值。③优选可用资料的最优有效邻域半径和强降水站(格)点数。  
153 采用气象自动站实况降水进行持续性预报试验和 SWAN-QPF 数据预报试验时, 二者对短时  
154 强降水的预报能力随预报时效的增加迅速降低, 因此以经最优消空阈值订正后、各预报时效  
155 TS 最优确定所需参数最优解; 采用各模式降水预报数据试验时, 考虑到短时强降水本文仅  
156 预报未来 1~12 h, 在此预报时效内模式的预报能力随预报时效的增加无显著差异, 因此以  
157 经最优消空阈值订正后的所有预报时效 TS 评分平均值最优为目标确定参数最优解, 下文所  
158 有与模式相关的算法 TS 均指所有预报时效 TS 评分的平均值。本文先用邻域内最强降水站  
159 (格)点的降水量作为预报降水量, 确定较优邻域半径范围, 然后在此范围内采用穷举法确  
160 定最优有效邻域半径和较强降水站(格)点数, 以降低计算量。④确定各模式集成的最优权  
161 重和在不同预报时效下多源数据集成的最优权重, 建立 1~12 h 逐时短时强降水滚动订正预  
162 报模型(详见 2.3.3 节)。本文所提预报时效均指相对于短时强降水预报的起报时间而言的  
163 未来 1~12 h。

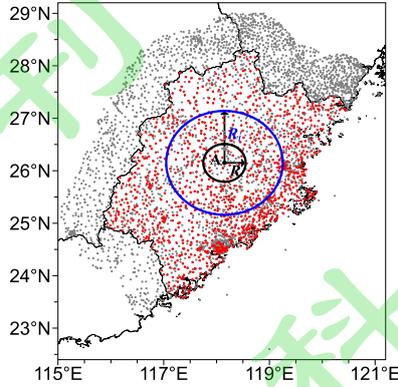
### 164 2.3.1 多源数据基于不同邻域半径确定降水预报值

165 以站点 A 为例(图 1), 预报未来以站点 A 为圆心的 40 km (R) 范围内是否发生短时  
166 强降水, 则设计系列邻域半径 ( $R_i$ ,  $i=1\sim 15$  对应  $R_i=0.1^\circ\sim 1.5^\circ$ , 其中  $1^\circ$ 代表 1 个经/纬距,  
167 下同), 并将各邻域半径内所有站(格)点的降水量作为因子, 对于站点 A 降水预报值的  
168 确定,  $R_i$  是训练及预报的关键参数。为减少邻域内极端预报降水量值不确定性的影响, 采用  
169  $R_i$  范围内降水量排名前  $n$  个站(格)点 ( $N_{top}$ ) 的平均降水量作为站点 A 的 1 h 预报降水量  
170 值  $P_f$ 。以 08:00 起报为例,  $P_f$  的计算公式如下:

$$171 \quad P_f = \frac{1}{N_{top}} \sum_{n=1}^{N_{top}} y_n \quad (3)$$

172 式(3)中,  $y_n$  为  $R_i$  范围内排名第  $n$  个站(格)点的降水量。采用气象自动站降水观测数据  
173 开展持续性预报, 第 1~12 h 各预报时效的  $y_n$  均为 07:00~08:00 内某个分钟级时段的实况累  
174 计降水量(分钟级时段的确定方法详见 2.3.2 节); SWAN-QPF 数据中, 采用 07:48 起报(预  
175 报制作时 SWAN-QPF 的最新起报时次)的未来 0~120 min 预报降水量, 第 1 h 预报时效的  
176  $y_n$  为 SWAN-QPF 第 12~72 min 的预报降水量, 第 2~12 h 各预报时效的  $y_n$  均为 SWAN-QPF  
177 第 72~120 min 的预报降水量(持续性预报); 采用各数值模式的预报降水量数据计算  $P_f$   
178 时, 第 1~12 h 各预报时效的  $y_n$  为所用模式对应预报时效的逐 1 h 预报降水量, 其中

179 ECMWF-IFS 和 ECMWF-EPS 的时间分辨率为逐 3 h, 3 h 内逐 1 h 降水量均采用 3 h 降水量,  
 180 如 08:00~09:00、09:00~10:00、10:00~11:00 逐时降水量均采用 08:00~11:00 逐 3 h 降水量。



181  
 182 图 1 福建及周边邻省 4138 个气象自动站站点分布, 其中红色表示福建预报及检验的 1125 站。以站点 A 为圆心, 黑色圆表示  
 183  $R=40\text{ km}$  的检验半径, 蓝色圆表示确定站点 A 降水预报值的邻域半径  $R_i$  范围。

184 Fig.1 The distribution of 4138 ground weather stations in Fujian and its neighboring provinces, of which the red spots indicate 1125  
 185 stations for forecast and inspection. Taking the spot A as the center of the circle, the black circle represents the test radius of  $R=40\text{ km}$ ,  
 186 and the blue circle represents the neighborhood radius  $R_i$ .

187 2.3.2 基于自动站逐 5 min 降水观测数据确定最优可用时段累计降水量

188 基于自动站整点逐时降水观测数据预报短时强降水, 可能存在两个问题: 其一, 由于实  
 189 况数据传输至业务平台时间会滞后几分钟, 无法应用非常接近起报时间的降水实况信息, 如  
 190 08:00 起报, 07:50~08:00 的降水量数据不能到报; 其二, 应用短时强降水预报制作时间之  
 191 前哪一时段的累计降水实况来预报短时强降水效果最佳。故采用起报时间前 1 h 自动站逐 5  
 192 min 降水观测数据设计如下试验, 以 08:00 起报为例:

193 
$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{x}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{x}_p \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1q} \\ & x_{22} & \cdots & x_{2q} \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & x_{pq} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r_{0-5} & r_{0-10} & \cdots & r_{0-60} \\ & r_{5-10} & \cdots & r_{5-60} \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & r_{55-60} \end{pmatrix} \quad (4)$$

194 式 (4) 中,  $p$  和  $q$  均为 12 (1 h 内有 12 个 5 min),  $x_{11}$ 、 $x_{12}$  分别对应  $r_{0-5}$ 、 $r_{0-10}$ , 表示 07:00~  
 195 07:05、07:00~07:10 的时段累计降水量, 其余以此类推, 则在 07:00~08:00 内共有 78 个不  
 196 同时段累计降水量数据 ( $\mathbf{X}$ )。沿公式横向各时段起始时间不变, 累计降水时长增长; 沿公  
 197 式纵向各时段起始时间逐渐临近起报时间。将这 78 个不同时段累计降水量分别代入式 (3)

198 中计算  $P_f$ ，以 TS 评分最优为目标，筛选出预报短时强降水的最佳可用时段累计降水量。实  
199 际业务运行为保证起报时实况数据的可用性，逐 5 min 降水观测数据仅用到 07:50。

### 200 2.3.3 集成多源降水数据最优权重的确定

201 基于 2.3.1 和 2.3.2 节方法，分别确定自动站实况降水、SWAN-QPF、各模式降水预报  
202 数据预报短时强降水的最佳  $R_i$ 、 $N_{top}$  及实况最佳可用时段累计降水量，再进一步集成多源数  
203 据。首先集成各模式预报降水数据，在多模式最佳权重集成的基础上，再集成自动站降水观  
204 测数据和 SWAN-QPF。集成方法依据加权平均法原理，设计如下公式：

$$205 \quad P_{ft} = \frac{1.0 * P_{f1} + \sum_{i=2}^m a_i * P_{fi}}{1.0 + \sum_{i=2}^m a_i} \quad (5)$$

206 式 (5) 中， $P_{ft}$  为集成的预报降水量， $P_{fi}$  为单个预报降水量， $a_i$  为集成权重系数， $m$  为需集  
207 成的  $P_f$  个数。首先确定第一个预报降水量  $P_{f1}$  的权重为 1.0，在  $P_{f1}$  的基础上集成  $P_{f2}$ ，以 TS  
208 评分最优为目标，确定  $a_2$  的最优解 ( $a_i$  取值本文设计 0.0~3.0，每间隔 0.1)。依次再集成第  
209 3, 4, ……， $m$  个  $P_f$ ，最终得到一组权重系数的最优解。

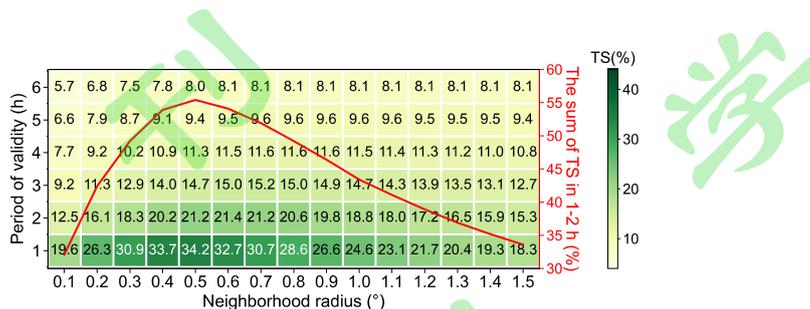
## 210 3 基于自动站观测降水的短时强降水持续性预报试验

### 211 3.1 确定最优邻域半径

212 采用起报时间前 1 h 自动站整点累计降水量数据、在不同邻域半径 ( $R_i$ ) 下、 $R_i$  内排名  
213 第 1 名 ( $N_{top}=1$ ) 的降水量进行短时强降水的持续性预报，经最优消空阈值订正后的第 1~6  
214 h 预报时效的检验评估结果如图 2 所示。随预报时效增加，所测试  $R_i$  的 TS 评分均下降，且  
215 降幅显著，第 1~4 h 预报时效内所测试  $R_i$  的 TS 评分基本均在 10% 以上，第 5~6 h 的 TS  
216 已降至较低水平 (故无需评估第 7~12 h)，即在经最优消空阈值订正后的短时强降水持续  
217 性预报试验中，预报时效越短，预报效果越好，在临近 1~4 h 预报时效内预报效果较优，  
218 尤其是在临近 1~2 h 内，TS 明显高于其它预报时效。最优  $R_i$  (TS 最大值所对应的  $R_i$ ) 随  
219 预报时效的增加而增大，第 1~4 h 预报时效内，最优  $R_i$  由 0.5° 增大至 0.7°，第 5~6 h 最优  
220  $R_i$  已固定不变、均为 0.7°。TS 随  $R_i$  变化的变幅，随着预报时效的增加而减小，即  $R_i$  变化对  
221 TS 的影响随预报时效的增加而减小，主要在第 1~2 h 预报时效内影响较大。

222 在实际预报业务中，为降低预报模型算法复杂度，提升算法运行效率，本文预报模型在  
223 不同预报时效内采用统一  $R_i$ ，故以第 1~2 h 预报时效的 TS 评分总和最优为目标，选取临近

224 1~2 h 整体预报效果最优的  $R_i$ 。可见第 1~2 h 预报时效内整体预报效果较优的  $R_i$  范围为  
 225  $0.4^\circ\sim 0.7^\circ$ ，其中  $0.5^\circ$  表现最优。下文在  $R_i$  为  $0.4^\circ\sim 0.7^\circ$  范围内进一步确定其它参数。



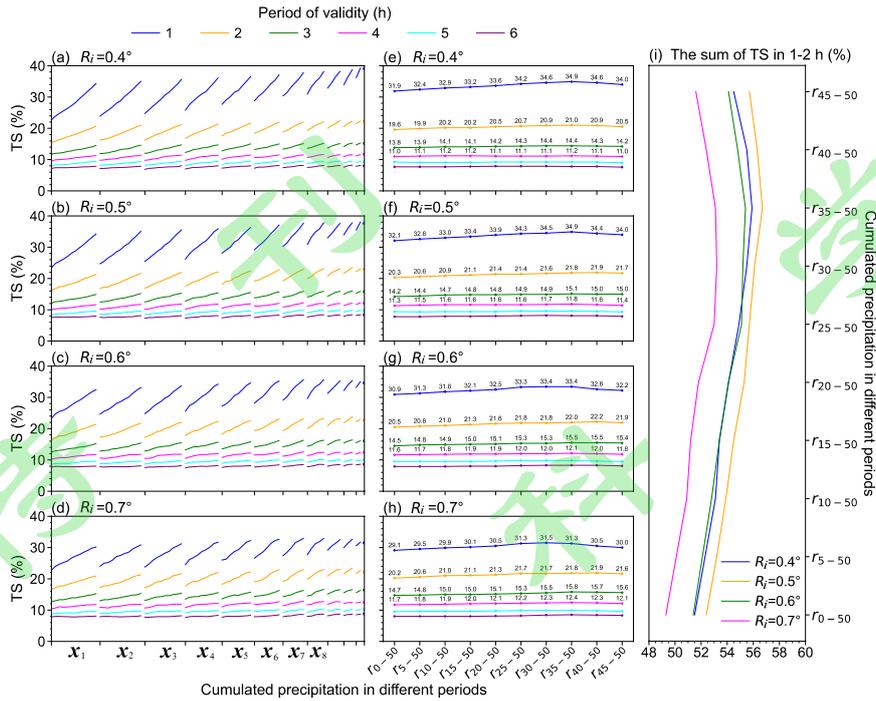
226  
 227 图 2 采用 2021 年起报时间前 1 h 自动站整点累计降水量数据、邻域半径 ( $R_i$ ) 内排名第 1 名 ( $N_{top}=1$ ) 的降水量计算预报降水  
 228 量  $P_f$ ，经最优消空阈值订正后的 TS 分布；红色曲线为第 1~2 h 预报时效的 TS 总和。

229 Fig.2 The distribution of TS corrected by the optimal elimination threshold when forecast precipitation is calculated by 1 h weather  
 230 station precipitation observation data before the beginning of forecast and the precipitation ranked first ( $N_{top}=1$ ) in the range of  
 231 neighborhood radius ( $R_i$ ) in 2021. And the red line is the sum of TS in 1-2 h.

### 232 3.2 确定最优可用时段累计降水量

233 采用自动站逐 5 min 降水观测数据、在  $N_{top}=1$  时， $R_i$  为  $0.4^\circ\sim 0.7^\circ$ 、整点 1 h 内 78 个不  
 234 同时段累计降水量（具体方法见 2.3.2 节）分别确定持续性预报的降水预报值  $P_f$ ，经最优消  
 235 空阈值订正后的第 1~6 h 预报时效的检验评估 TS 分布如图 3 所示。 $R_i$  为  $0.4^\circ\sim 0.7^\circ$ 、在前  
 236 6 h 预报时效内均表现出两个明显特征（图 3a-d）：TS 评分随降水累计时长的增加而增加  
 237 （图中曲线斜率均为正）；降水累计时段的起始时间越临近起报时间，TS 评分越高。即既  
 238 要保证所用实况降水数据越临近起报时间，也要保证一定时长的累计降水，短时强降水预报  
 239 效果才能达到最佳。这两个特征在前 4 h 预报时效内较为明显，尤其是在前 2 h 内。

240 根据以上两特征，且在实际业务运行中实况资料会滞后 5~10 min，因此重点对比可用  
 241 时段累计降水量  $r_{0-50}$ 、 $r_{5-50}$ 、 $r_{10-50}$ 、 $r_{15-50}$ 、 $r_{20-50}$ 、 $r_{25-50}$ 、 $r_{30-50}$ 、 $r_{35-50}$ 、 $r_{40-50}$ 、 $r_{45-50}$  的预报  
 242 效果（图 3e-h），可确定较优时段累计降水量为  $r_{30-50}$ 、 $r_{35-50}$ 、 $r_{40-50}$ ，前 2 h 预报时效内整  
 243 体预报效果最优均在邻域半径  $R_i$  为  $0.5^\circ$ （图 3i）。



244

245

246

247

248

249

250

251

252

253

图3 采用2021年起报时间前1h的自动站逐5min降水观测数据、邻域半径( $R_i$ )内(a、e)  $R_i=0.4^\circ$ 、(b、f)  $R_i=0.5^\circ$ 、(c、g)  $R_i=0.6^\circ$ 、(d、h)  $R_i=0.7^\circ$ 排名第1名( $N_{top}=1$ )的、不同时段累计降水量计算预报降水量 $P_f$ ，经最优消空阈值订正后的TS分布。 $x_1$ 表示 $r_{0-5}$ 、 $r_{0-10}$ 、……、 $r_{0-60}$ ， $x_2$ 表示 $r_{5-10}$ 、 $r_{5-15}$ 、……、 $r_{5-60}$ ，其余类推，详见2.3.2节；(i)为(e-h)中第1~2h预报时效的TS总和。

Fig.3 The distribution of TS corrected by the optimal elimination threshold when forecast precipitation is calculated by cumulated precipitation in different periods using weather station 5-min precipitation observation data 1 h before the forecast beginning, and the precipitation ranked first ( $N_{top}=1$ ) in the range of (a and e)  $R_i=0.4^\circ$ , (b and f)  $R_i=0.5^\circ$ , (c and g)  $R_i=0.6^\circ$ , (d and h)  $R_i=0.7^\circ$  in 2021.  $x_1$  represents  $r_{0-5}$ ,  $r_{0-10}$ , ...,  $r_{0-60}$ ,  $x_2$  represents  $r_{5-10}$ ,  $r_{5-15}$ , ...,  $r_{5-60}$ , and others analogize. See 2.3.2 for details. And (i) represents the sum of TS in 1-2 h of (e-h).

254

### 3.3 确定最优 $N_{top}$

255

256

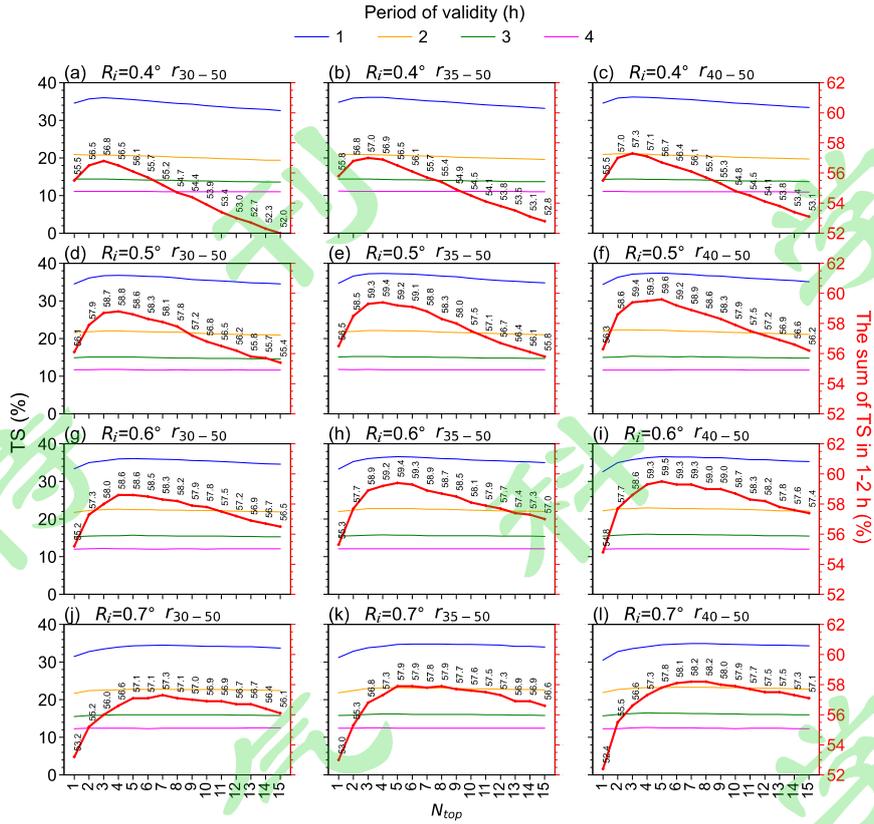
257

258

259

260

由3.1和3.2节的分析可知，基于自动站降水观测数据进行短时强降水的持续性预报，较优邻域半径( $R_i$ )为 $0.4^\circ\sim 0.7^\circ$ 、较优可用时段累计降水量为 $r_{30-50}$ 、 $r_{35-50}$ 、 $r_{40-50}$ ，故本节在相对确定范围中进一步确定 $N_{top}$ 的最优取值。由图4可见，经最优消空阈值订正后的TS随 $N_{top}$ 的变化，在第1~2h预报时效内较为明显、第3~4h预报时效已无明显变化；考虑前2h预报时效内整体预报效果最优的参数是 $R_i$ 为 $0.5^\circ$ 、时段累计降水量为 $r_{40-50}$ 、 $N_{top}$ 为5(图4中红色曲线)。



261

262 图4 采用2021年起报时间前1h的自动站逐5min降水观测数据、邻域半径( $R_i$ )为0.4°~0.7°、时段降水量 $r_{30-50}$ 、 $r_{35-50}$ 、 $r_{40-50}$   
 263 计算预报降水量 $P_t$ ，预报未来第1h(蓝线)、2h(橙线)、3h(绿线)、4h(紫线)的短时强降水，经最优消空阈值订正后  
 264 的TS随 $N_{top}$ 变化分布；红色曲线为第1~2h预报时效的TS总和。

265 Fig.4 The distribution of TS corrected by the optimal elimination threshold with the  $N_{top}$ 's change when forecast precipitation is  
 266 calculated by  $r_{30-35}$ ,  $r_{35-40}$ ,  $r_{40-45}$ ,  $r_{45-50}$  of weather station 5-min precipitation observation data 1 h before the forecast beginning,  $R_i$  for  
 267 0.4°~0.7° in 1 h (blue line), 2 h (orange line), 3 h (green line), 4 h (purple line) forecast in 2021. And the red line is the sum of TS in 1-2  
 268 h.

269 表2为3.1到3.3节中三个试验步骤各自最优参数方案的汇总。可见，基于自动站逐5min  
 270 降水观测数据、采用时段累计降水量 $r_{40-50}$ 、 $N_{top}=5$ 、 $R_i=0.5^\circ$ 时预报效果最优，第1~4h预  
 271 报时效内在三种参数方案中TS均最高，同时BS评分总体更接近1。以前2h预报时效内整  
 272 体预报效果最优为目标，三个试验步骤选取得到的最优 $R_i$ 均为 $0.5^\circ$ ，表明采用本文选取最  
 273 优 $R_i$ 的方法， $N_{top}$ 的变化对最优 $R_i$ 的选取无明显影响。采用2022年数据进行同样训练，所  
 274 得各参数最优解与3.1到3.3节中的结论基本一致(图略)。

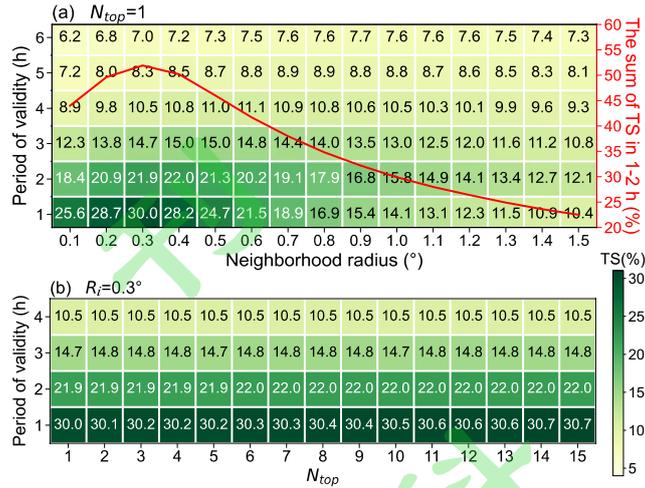
275 表2 采用2021年自动站实况降水、3.1到3.3节中三个试验步骤各自最优参数方案的TS(%)和BS评分对比。

276 Table 2 The TS ( % ) and BS score comparison of the optimal parameter schemes in 3.1 to 3.3 by weather station precipitation  
 277 observation data in 2021.

最优参数方案	预报时效/h							
	1		2		3		4	
	TS	BS	TS	BS	TS	BS	TS	BS
整点 1 h 累计降水量、 $N_{top}=1$ 、 $R_i=0.5^\circ$	34.2	1.44	21.2	1.90	14.7	2.37	11.3	2.73
$r_{40-50}$ 、 $N_{top}=1$ 、 $R_i=0.5^\circ$	34.4	1.39	21.9	1.44	15.0	2.05	11.6	2.20
$r_{40-50}$ 、 $N_{top}=5$ 、 $R_i=0.5^\circ$	37.5	1.13	22.2	1.53	15.2	1.89	11.6	2.20

278 **3.4 基于 SWAN-QPF 和各模式数据的对比试验**

279 应用 SWAN-QPF 数据预报短时强降水可得到与自动站实况降水数据类似结论，但预报  
 280 效果略差。图 5a 为  $N_{top}=1$ 、在不同  $R_i$  下预报未来第 1~6 h 短时强降水的 TS 分布（经最优  
 281 消空阈值订正）：随预报时效增加，所测试  $R_i$  的 TS 评分同样均下降，且降幅显著；同样表  
 282 现为在前 4 h 预报时效内预报效果较好，尤其是前 2 h；且最优  $R_i$  随预报时效的增加而增大。  
 283 综合考虑临近 1~2 h 预报时效内预报效果整体最优， $R_i=0.3^\circ$  预报效果最好。图 5b 为  $R_i=0.3^\circ$ 、  
 284 在不同  $N_{top}$  下预报未来第 1~4 h 短时强降水的 TS 分布：在不同预报时效下，TS 均随  $N_{top}$   
 285 的增大而增加，并逐渐趋于平稳；随着预报时效的增加，TS 随  $N_{top}$  增大的增幅减小，在第  
 286 1 h 预报时效， $N_{top}$  由 1 增加到 15，TS 增幅最大，上升 0.7%。因此选定采用 SWAN-QPF 数  
 287 据预报短时强降水的最优  $R_i=0.3^\circ$ 、 $N_{top}=15$ ，但前 4 h 预报时效内预报效果均不如自动站实  
 288 时降水数据（详细数据对比见表 3）。采用 2022 年 SWAN-QPF 数据进行训练，所得各参数  
 289 最优解与 2021 年一致（图略）。



290

291

292

293

294

295

图5 (a) 采用 2021 年 SWAN-QPF 数据、邻域半径 ( $R_i$ ) 内排名第 1 名 ( $N_{top}=1$ ) 的降水量计算预报降水量  $P_i$ , 经最优消空阈值订正后的 TS 分布, 红色曲线为第 1~2 h 预报时效的 TS 总和; (b)  $R_i=0.3^{\circ}$  时, 经 OTS 订正后的 TS 随  $N_{top}$  变化的分布。

Fig.5 (a) The distribution of TS corrected by the optimal elimination threshold when forecast precipitation is calculated by SWAN-QPF and the precipitation ranked first ( $N_{top}=1$ ) in the range of neighborhood radius ( $R_i$ ) in 2021, and the red line is the sum of TS in 1-2 h. (b) The distribution of TS after OTS correction with the  $N_{top}$ 's change when the  $R_i$  is  $0.3^{\circ}$ .

296

297

298

299

300

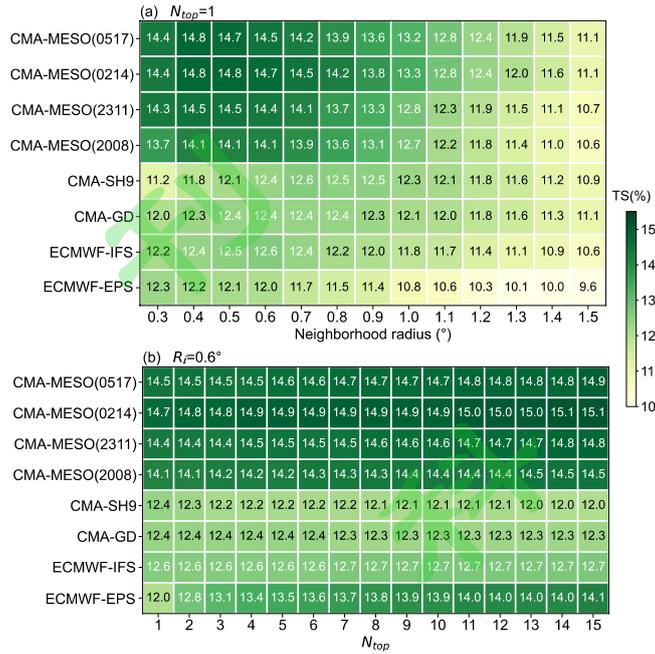
301

302

303

304

各模式数据在  $N_{top}=1$ 、不同  $R_i$  下分别计算预报降水量, 经最优消空阈值订正后的 TS 分布 (各预报时效 TS 平均值) 如图 6a 所示。各模式数据的最优  $R_i$  均不太一致, 但基本均在  $0.4^{\circ}\sim 0.7^{\circ}$  之间, 且每个模式的 TS 评分在  $0.4^{\circ}\sim 0.7^{\circ}$  之间均相差不大, 因此本文统一选取多模式最优  $R_i=0.6^{\circ}$ ; 各模式对短时强水的预报能力也不一致, CMA-MESO 表现最优, ECMWF-EPS、ECMWF-IFS、CMA-GD 和 CMA-SH9 对短时强降水的预报能力相差不大。图 6b 为各模式数据在  $R_i=0.6^{\circ}$ 、 $N_{top}$  为 1~15 分别计算预报降水量、经最优消空阈值订正后的 TS 分布, 除 CMA-GD 和 CMA-SH9 外, 各模式 TS 均随  $N_{top}$  的增大而有所上升。因此选定采用多模式数据预报短时强降水的最优  $R_i=0.6^{\circ}$ 、 $N_{top}=15$ 。采用 2022 年多模式降水数据进行训练, 最优  $R_i$  与 2021 年一致 (图略)。



305

306

307

308

309

310

311

312

313

图6 (a) 采用 2021 年多模式降水预报数据、邻域半径 ( $R_i$ ) 内排名第 1 名 ( $N_{top}=1$ ) 的降水量计算预报降水量  $P_f$ ，经最优消空阈值订正后的 TS 分布，其中 CMA-MESO(2311)、CMA-MESO(0214)、CMA-MESO(0517) 为 23:00 和 11:00、02:00 和 14:00、05:00 和 17:00 起报，其余模式均为 20:00 和 08:00 起报；(b)  $R_i=0.6^{\circ}$  时，经 OTS 订正后的 TS 随  $N_{top}$  变化的分布。

Fig.6 (a) The distribution of TS corrected by the optimal elimination threshold when forecast precipitation is calculated by multi-model forecast precipitation and the precipitation ranked first ( $N_{top}=1$ ) in the range of neighborhood radius ( $R_i$ ) in 2021, CMA-MESO(2311), CMA-MESO(0214), CMA-MESO(0517) indicating the beginning time of forecasting respectively being 23:00 and 11:00, 02:00 and 14:00, 05:00 and 17:00, other models being 20:00 and 08:00. (b) The distribution of TS after OTS correction with the  $N_{top}$ 's change when the  $R_i$  is  $0.6^{\circ}$ .

314

315

316

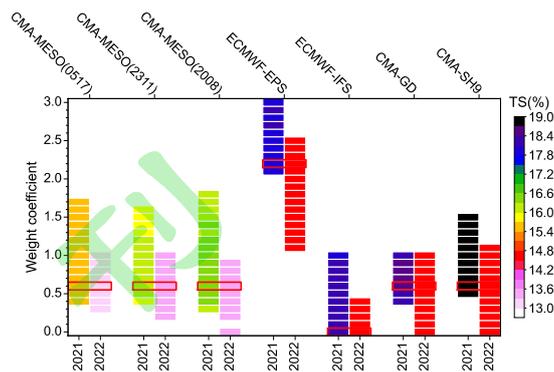
317

318

319

320

在各模式选取  $R_i=0.6^{\circ}$ 、 $N_{top}=15$  时，按照各模式的 TS 评分由高到低，以 CMA-MESO(0214) 预报降水量数据为基础（权重系数  $a_i=1.0$ ），按不同  $a_i$  依次集成 CMA-MESO(0517)、CMA-MESO(2311)、CMA-MESO(2008)、ECMWF-EPS、ECMWF-IFS、CMA-GD、CMA-SH9，以 TS 最优为目标，选取各模式集成的最优  $a_i$ 。由图 7 可见，2021 和 2022 年的 TS 均随着集成的模式个数增加而增加，集成后的短时强降水预报质量（2021 年 TS 可达 18.8%，2022 年可达 14.8%）优于任一单一模式订正预报；各模式的最优  $a_i$  在两年间均有重合部分，表明各模式的最优  $a_i$  在不同年份间相对平稳、具有可用性。



321

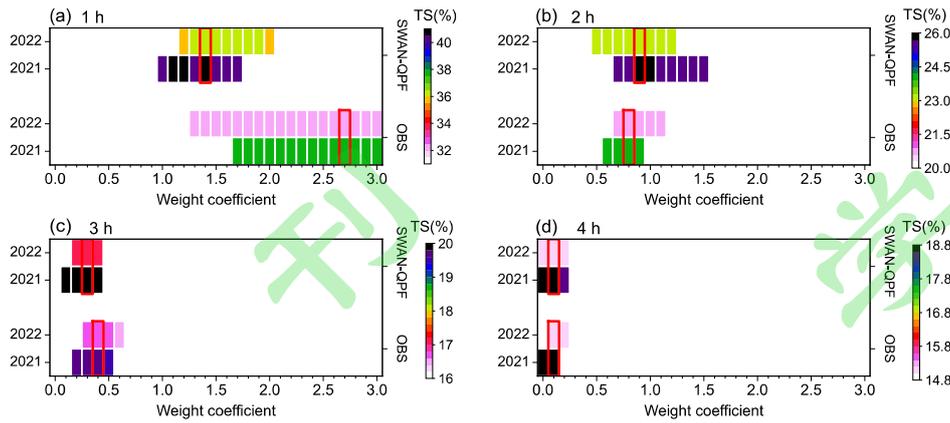
322 图 7 各模式  $R_f=0.6^\circ$ 、 $N_{top}=15$  计算预报降水量  $P_f$ ，以 CMA-MESO(0214) 的  $P_f$  为基础（权重系数  $a_1=1.0$ ），按不同  $a_i$  依次集成  
 323 CMA-MESO(0517)、CMA-MESO(2311)、CMA-MESO(2008)、ECMWF-EPS、ECMWF-IFS、CMA-GD、CMA-SH9 的 TS 分布，  
 324 图中阴影为 TS 取最大值和次大值时权重系数的取值范围，红色方框为各模式选定的最优  $a_i$ 。

325 Fig.7 The TS distribution when CMA-MESO(0517), CMA-MESO(2311), CMA-MESO(2008), ECMWF-EPS, ECMWF-IFS,  
 326 CMA-GD, , CMA-SH9 are integrated in turn according to different weight coefficients ( $a_i$ ) based on the forecast precipitation of  
 327 CMA-MESO(0214) ( $a_1=1.0$ ) at  $R_f=0.6^\circ$  and  $N_{top}=15$ , the shading indicating maximum and secondary maximum of TS, and the red boxes  
 328 indicating the optimal  $a_i$  for each model.

329 多模式最优权重集成的短时强降水预报，在临近 1~2 h 内的预报质量低于基于自动站  
 330 实况降水的持续性预报和基于 SWAN-QPF 产品预报，但对于 3~12 h 的短时预报，多模式  
 331 最优权重集成的预报质量明显高于另两类（表 3）。

### 332 3.5 多源数据集成的对比试验

333 多模式降水预报数据、自动站逐 5 min 实况降水数据和 SWAN-QPF 数据在选定最优参  
 334 数方案后，以多模式最优权重集成后的预报降水量为基础（ $a_1=1.0$ ），依次集成自动站逐 5 min  
 335 实时降水数据和 SWAN-QPF 数据，可进一步提升短时强降水的预报质量。由图 8 可见，随  
 336 着自动站逐 5 min 实时降水数据和 SWAN-QPF 数据的加入，经最优消空阈值订正后，2021  
 337 和 2022 年在不同预报时效下、短时强降水预报的 TS 均在多模式最优权重集成的基础上稳  
 338 步提升，且最优  $a_i$  在两年间均有重合部分；随着预报时效的增加，自动站逐 5 min 实时降水  
 339 数据和 SWAN-QPF 数据的最优权重均在下降，在第 4 h 预报时效时已降为 0.1，即对短时强  
 340 降水的预报已没有明显贡献。



341

342

343

344

图8 多模式降水预报数据、自动站逐5 min 实况降水数据(OBS)和SWAN-QPF数据在选定最优参数方案后,在(a)1 h、(b)2 h、(c)3 h、(d)4 h 预报时效下,以多模式最优权重集成的 $P_f$ 为基础(权重系数 $a_1=1.0$ ),按不同 $a_i$ 依次集成OBS、SWAN-QPF的TS分布,图中阴影为TS取最大值和次大值时权重系数的取值范围,红色方框为OBS和SWAN-QPF选定的最优 $a_i$ 。

345

346

347

348

Fig.8 The TS distribution when 5-min real-time observational precipitation (OBS) and SWAN-QPF are integrated in turn according to different weight coefficients ( $a_i$ ) based on the multi-model optimal weight integration ( $a_1=1.0$ ) in (a) 1 h, (b) 2 h, (c) 3 h, (d) 4 h forecast after the optimal parameter schemes of multi-source data selected, the shading indicating maximum and secondary maximum of TS, and the red boxes indicating the optimal  $a_i$  for OBS and SWAN-QPF.

349

350

351

352

353

由表3可见,多源数据最优权重集成的短时强降水预报,在1~4 h 预报时效内的TS均优于单一种类数据预报。尤其是1~2 h内,由于自动站逐5 min 实况降水数据和SWAN-QPF数据的加入,在多模式最优权重集成基础上极大提升了短时强降水的预报准确率。但在多源数据最优权重集成方案中,1~2 h 预报时效内的BS评分比自动站实况降水数据持续性预报方案略偏高,说明其它两类数据的加入导致短时强降水空报率有所增加。

354

355

356

表3 多源降水数据选定最优参数方案后计算预报降水量 $P_f$ 、预报短时强降水的最优TS(%)和对应BS评分对比。  
Table 3 The comparison of the optimal TS (%) and corresponding BS score by using multi-source precipitation data to calculate  $P_f$  after the optimal parameter schemes selected to forecast the short-time heavy precipitation.

年份	最优参数方案	预报时效/h							
		1		2		3		4	
		TS	BS	TS	BS	TS	BS	TS	BS
2021	自动站时段累计降水量 $r_{40-50}$ 、 $N_{top}=5$ 、 $R_f=0.5^\circ$	37.5	1.13	22.2	1.53	15.2	1.89	11.6	2.20
	SWAN-QPF、 $N_{top}=15$ 、 $R_f=0.3^\circ$	30.7	1.65	22.0	1.74	14.8	2.34	10.5	2.73

	多模式最优权重集成、 $N_{top}=15$ 、 $R_f=0.6^\circ$	16.2	1.42	18.0	1.97	16.3	1.60	14.9	1.34
	多源数据最优权重集成	40.5	1.19	25.8	1.61	19.9	1.74	18.8	1.89
2022	自动站时段累计降水量 $r_{40-50}$ 、 $N_{top}=5$ 、 $R_f=0.5^\circ$	32.2	1.28	19.5	1.68	13.8	2.32	10.6	2.65
	SWAN-QPF、 $N_{top}=15$ 、 $R_f=0.3^\circ$	28.7	1.57	19.1	1.80	12.6	2.68	8.9	3.79
	多模式最优权重集成、 $N_{top}=15$ 、 $R_f=0.6^\circ$	16.6	1.62	14.2	2.19	12.3	1.93	13.4	2.18
	多源数据最优权重集成	36.0	1.29	23.1	1.64	17.2	2.01	15.2	1.96

## 357 4 模型预报效果检验

358 将基于 2021 和 2022 年的自动站逐 5 min 实况降水数据、SWAN-QPF 数据和多模式降  
359 水数据形成的多源数据最优权重集成的短时强降水预报模型,应用于福建 2023 年 4~9 月短  
360 时强降水逐日 4 次预报 (02:00、08:00、14:00、20:00; 表 4), 1~12 h 逐时 TS 均在 15%  
361 以上, 远高于国家气象中心指导预报产品, 尤其是临近 1~2 h, 预报模型的 TS 是国家气象  
362 中心指导预报产品的 2.5 倍以上。在 2023 年全国智能预报技术方法交流大赛中, 应用该模  
363 型预报福建的短时强降水, TS 评分排名全国第一。

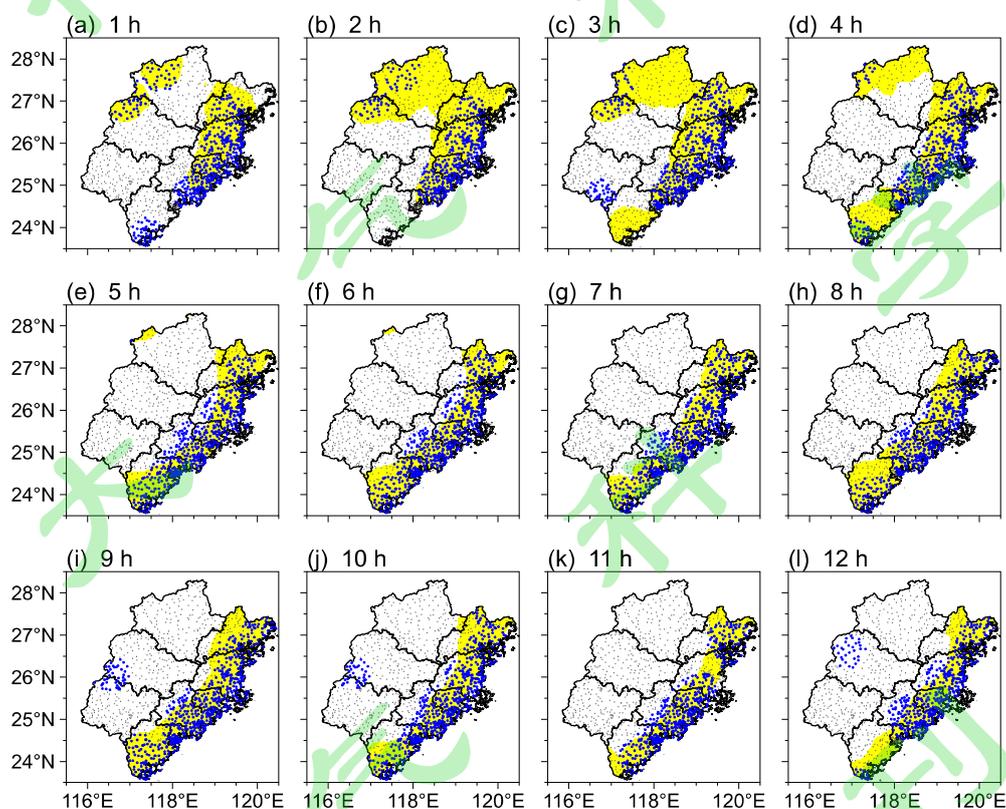
364 表 4 2023 年 4~9 月福建短时强降水 1~12 h 逐时预报, 本文预报模型 (多源数据最优权重集成预报) 和国家气象中心指导预  
365 报产品的 TS 评分 (%) 对比。

366 Table 4 The comparison of TS (%) of short-time heavy precipitation for 1-12 h at 1 h intervals in Fujian between the forecast model in  
367 this paper (the multi-source data optimal weight integration forecast) and the superior guidance product of China National Meteorological  
368 Center from April to September in 2023.

	预报时效/h											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
本文预报模型	42.7	28.8	23.1	20.2	18.6	17.8	19.2	20.3	20.0	18.5	17.8	18.0
国家气象中心指导预报	10.4	11.3	10.3	10.0	9.8	9.6	10.1	11.0	10.0	9.3	9.4	9.3

369 2023 年台风“杜苏芮”给福建带来明显强降水, 在其影响期间 (7 月 27~29 日), 本  
370 文预报模型预报短时强降水, 在 1~12 h 预报时效内逐时 TS 均在 28% 以上。尤其是在第 1~  
371 2 h 预报时效内, TS 评分分别为 60.3% 和 46.9% (表略)。图 9 分析了 2023 年 7 月 28 日夜  
372 间的一次短时强降水预报实例。台风“杜苏芮”西北行深入内陆后, 其尾部环流和本体环流

373 分别在福建沿海和西北部山区形成明显强降水（图略）。从短时强降水实况（图 9 蓝色点）  
374 分布可见，随着时间推移，福建西北部强降水趋于减弱，而由台风尾部环流造成的沿海强降  
375 水一直持续；29 日早晨西南部山区出现分散性局地短时强降水，持续时间不长。分析本文  
376 预报模型的预报结果（图 9 阴影），预报与实况总体较为一致。模型对于台风尾部环流在沿  
377 海地区造成的系统性短时强降水在 1~12 h 预报时效内预报均较好，而对于台风本体环流在  
378 西北部山区造成的短时强降水出现一定程度空报现象（图 9b-d 阴影）；同时对于西南部山  
379 区分散性局地短时强降水出现漏报现象（图 9i-l 阴影）。总体而言，本文算法对于预报系  
380 统性短时强降水具有较好参考意义，尤其是在福建沿海地区的强降水带。



381  
382 图 9 预报模型在 2023 年 7 月 28 日 20:00 起报的一次预报实例。图中黄色阴影表示模型预报的短时强降水发生落区，蓝色点表  
383 示短时强降水发生实况。

384 Fig.9 The forecast of short-time heavy precipitation with method in this study at 20:00 on 28 July 2023, the shading indicating forecast  
385 areas, and the blue dots indicating observational short-time heavy precipitation.

## 386 5 结论与讨论

387 本文利用邻域法挖掘预报地点周边范围内的降水信息，提出基于邻域的短时强降水有  
388 无的确定性预报方法，并结合 OTS 法，以自动站降水观测数据、SWAN-QPF 数据、全球和区

389 域模式的降水预报数据作为预报因子, 优选可用资料的最优有效邻域半径和强降水站 (格)  
390 点数, 建立 1~12 h 逐时短时强降水滚动订正预报模型。主要结论如下:

391 (1) 将气象自动站降水观测数据应用于短时强降水的确定性预报中, 可极大提升临近  
392 1~2 h 的预报准确率。采用预报制作时间前 10 min 实况累计降水量、邻域半径  $R_i=0.5^\circ$ 、 $R_i$   
393 内选取排名前 5 名 ( $N_{top}=5$ ) 站点的降水量平均值作为预报降水量进行持续性预报, 经最优  
394 消空阈值订正后, 2021 和 2022 年第 1 h 的 TS 可达 37.5%、32.2%, 第 2 h 的 TS 可达 22.2%、  
395 19.5% (多模式最优权重集成预报第 1 h 的 TS 达 16.2%和 16.6%、第 2 h 达 18.0%和 14.2%)。  
396 SWAN-QPF 数据 ( $R_i=0.3^\circ$ ,  $N_{top}=15$ ) 经最优消空阈值订正后, 在临近 1~2 h 内预报效果也  
397 较好, 但不如自动站实况降水数据。

398 (2) 采用自动站降水观测数据和 SWAN-QPF 数据进行短时强降水预报, 在临近 1~2 h  
399 预报时效内预报效果好, 随着预报时效的增加, 预报准确率明显降低; 3~12 h 短时预报仍  
400 主要依赖于全球和区域模式最优权重集成预报。以最优权重集成三类数据, 在 1~4 h 预报  
401 时效内可进一步提升短时强降水预报准确率, 2021 和 2022 年第 1 h 的 TS 可达 40.5%、36.0%,  
402 第 2 h 的 TS 可达 25.8%、23.1%, 第 3 h 的 TS 可达 19.9%、17.2%, 第 4 h 的 TS 可达 18.8%、  
403 15.2%。

404 (3)  $R_i$  和  $N_{top}$  的变化对短时强降水预报准确率的影响在不同数据中不一样。基于自动  
405 站降水观测数据进行短时强降水持续性预报, 在 1~2 h 预报时效内,  $R_i$  和  $N_{top}$  的变化对短  
406 时强降水预报准确率影响均较大; 采用 SWAN-QPF 数据预报短时强降水, 在 1~2 h 预报时  
407 效内  $R_i$  的变化对准确率影响较大,  $N_{top}$  影响不大; 而在全球和区域模式预报降水量数据中,  
408  $R_i$  和  $N_{top}$  的变化对短时强降水预报准确率的影响均没有前两类数据大。这是否和不同类型降  
409 水预报数据空间分辨率及它们对降水量预报的空间差异大小有关, 还值得进一步探讨。

410 应用本文预报算法, 2023 年 4~9 月福建 1~12 h 预报时效内逐 1 h 预报准确率均在 15%  
411 以上, 尤其是前 4 h 内均在 20% 以上, 第 1 h 的 TS 达 42.7%, 对预报短时强降水具有较好  
412 参考意义。但从预报个例分析中发现, 对于系统性短时强降水, 预报模型的预报效果较好,  
413 而对于局地突发性短时强降水的预报能力还有待进一步提升。

#### 414 参考文献 (References)

415 Bouallègue Z B, Theis S E, Gebhardt C. 2013. Enhancing COSMO-DE ensemble forecasts by inexpensive techniques [J]. Meteorol. Z.,  
416 22(1): 49–59. doi: 10.1127/0941-2948/2013/0374

417 Bowler N E H, Pierce C E, Seed A. 2004. Development of a precipitation nowcasting algorithm based upon optical flow techniques [J]. J.  
418 Hydrol., 288(1): 74–91. doi: 10.1016/j.jhydrol.2003.11.011

419 陈葆德, 王晓峰, 李泓, 等. 2013. 快速更新同化预报的关键技术综述 [J]. 气象科技进展, 3(2): 32–37. Chen Baode, Wang Xiaofeng,  
420 Li Hong, et al. 2013. An overview of the key techniques in rapid refresh assimilation and forecast. Advances in Meteorological  
421 Science and Technology (in Chinese), 3(2): 32–37. doi: 10.3969/j.issn.2095-1973.2013.02.003

422 陈炯, 郑永光, 张小玲, 等. 2013. 中国暖季短时强降水分布和日变化特征及其与中尺度对流系统日变化关系分析 [J]. 气象学报,  
423 71(3): 367–382. Chen Jiong, Zheng Yongguang, Zhang Xiaoling, et al. 2013. Analysis of the climatological distribution and diurnal  
424 variations of the short-duration heavy rain and its relation with diurnal variations of the MCSs over China during the warm season  
425 [J]. Acta Meteorologica Sinica (in Chinese), 71(3): 367–382. doi: 10.11676/qxxb2013.035

426 谌志刚, 张羽, 刘云香, 等. 2017. 基于天气形势分型的珠江三角洲强对流潜势预报方法 [J]. 气象科技, 45(3): 460–468. Chen  
427 Zhigang, Zhang Yu, Liu Yunxiang, et al. 2017. Methods for predicting convective weather potential in Pearl River Delta based  
428 weather situation classification [J]. Meteorological Science and Technology (in Chinese), 45(3): 460–468. doi: 10.19517/j.  
429 1671-6345.20160334

430 程丛兰, 陈明轩, 王建捷, 等. 2013. 基于雷达外推临近预报和中尺度数值预报融合技术的短时定量降水预报试验 [J]. 气象学报,  
431 71(3): 397–415. Cheng Conglan, Chen Mingxuan, Wang Jianjie, et al. 2013. Short-term quantitative precipitation forecast  
432 experiments based on blending of nowcasting with numerical weather prediction [J]. Acta Meteorologica Sinica (in Chinese), 71(3):  
433 397–415. doi: 10.11676/qxxb2013.041

434 程丛兰, 陈敏, 陈明轩, 等. 2019. 临近预报的两种高时空分辨率定量降水预报融合算法的对比试验 [J]. 气象学报, 77(4):  
435 701–714. Cheng Conglan, Chen Min, Chen Mingxuan, et al. 2019. Comparative experiments on two high spatiotemporal resolution  
436 blending algorithms for quantitative precipitation nowcasting [J]. Acta Meteorologica Sinica (in Chinese), 77(4): 701–714. doi:  
437 10.11676/qxxb2019.017

438 储海, 孙敏, 刘梦娟, 等. 2023. 长三角地区短时临近融合定量降水预报 [J]. 气象, 49(2): 188–200. Chu Hai, Sun Min, Liu  
439 Mengjuan, et al. 2023. Quantitative precipitation forecast by blending radar extrapolation and numerical weather prediction in the  
440 Yangze River Delta Region [J]. Meteorological Monthly (in Chinese), 49(2): 188–200. doi: 10.7519/j.issn.1000-0526.2022.08001

441 Danard M B, Holl M M, Clark J R. 1968. Fields by correlation assembly: a numerical analysis technique [J]. Mon. Wea. Rev., 96(3):  
442 141–149. doi: 10.1175/1520-0493(1968)096<0141:fbcaan>2.0.co;2

443 Dixon M, Wiener G. 1993. TITAN: Thunderstorm Identification, Tracking, Analysis, and Nowcasting—A radar-based methodology [J]. J.  
444 Atmos. Oceanic Technol., 10(6): 785–797. doi: 10.1175/1520-0426(1993)010<0785:TTITAA>2.0.CO;2

445 Doswell III C A, Brooks H E, Maddox R A. 1996. Flash flood forecasting: an ingredients-based methodology [J]. *Wea. Forecasting*,  
446 11(4): 560–581. doi: 10.1175/1520-0434(1996)011<0560:FFFAIB>2.0.CO;2

447 洪伟, 郑玉兰. 2018. 基于 ECMWF 产品福建省前汛期短时强降水预报方法 [J]. *应用气象学报*, 29(5): 584–595. Hong wei, Zheng  
448 Yulan. 2018. A method of short-time strong rainfall forecasting during pre-rainy season in Fujian based on ECMWF productions [J].  
449 *Journal of Applied Meteorological Science (in Chinese)*, 29(5): 584–595. doi: 10.11898/1001-7313.20180507

450 Ji L Y, Zhi X F, Simmer C, et al. 2020. Multimodel ensemble forecasts of precipitation based on an object-based diagnostic evaluation [J].  
451 *Mon. Wea. Rev.*, 148(6): 2591–2606. doi: 10.1175/mwr-d-19-0266.1

452 Johnson A, Wang X, Wang Y, et al. 2020. Neighborhood and object-based probabilistic verification of the OU MAP ensemble forecasts  
453 during 2017 and 2018 Hazardous Weather Testbeds [J]. *Wea. Forecasting*, 35(1): 169–191. doi: 10.1175/WAF-D-19-0060.1

454 Kochasic M C, Gallus Jr W A, Schaffer C J. 2017. Further Evaluation of Probabilistic Convective Precipitation Forecasts Using the  
455 QPF–POP Neighborhood Relationship [J]. *Wea. Forecasting*, 32(4): 1423–1440. doi: 10.1175/WAF-D-16-0227.1

456 Laroche S, Zawadzki I. 1995. Retrievals of horizontal winds from Single-Doppler Clear-Air Data by methods of cross correlation and  
457 variational analysis [J]. *J. Atmos. Oceanic Technol.*, 12(4): 721–738. doi: 10.1175/1520-0426(1995)012<0721:ROHWFS>2.0.CO;2

458 雷蕾, 孙继松, 王国荣, 等. 2012. 基于中尺度数值模式快速循环系统的强对流天气分类概率预报试验 [J]. *气象学报*, 70(4):  
459 752–765. Lei Lei, Sun Jisong, Wang Guorong, et al. 2012. An experimental study of the summer convective weather categorical  
460 probability forecast based on the rapid updated cycle system for the Beijing area (BJ-RUC) [J]. *Acta Meteorologica Sinica (in*  
461 *Chinese)*, 70(4): 752–765. doi: 10.11676/qxxb2012.061

462 Li L, Schmid W, Joss J. 1995. Nowcasting of motion and growth of precipitation with radar over a complex orography [J]. *J. Appl.*  
463 *Meteor.*, 34(6): 1286–1300. doi: 10.1175/1520-0450(1995)034<1286:NOMAGO>2.0.CO;2

464 李林, 张子曰, 范雪波, 等. 2018. 基于短时强降水特征的北京暴雨蓝色预警指标研究 [J]. *气候与环境研究*, 23(3): 268–274. Li  
465 Lin, Zhang Ziyue, Fan Xuebo, et al. 2018. A study on the blue rainstorm warning index based on characteristics of short-period  
466 heavy rainfall in Beijing [J]. *Climatic and Environmental Research (in Chinese)*, 23(3): 268–274. doi: 10.3878/j.issn.1006-958  
467 5.2017.17089

468 刘晶, 刘兆旭, 张晋茹, 等. 2022. 东天山哈密地区典型暴雨事件对流触发机制对比分析 [J]. *大气科学*, 46(4): 965–988. Liu Jing,  
469 Liu Zhaoxu, Zhang Jinru, et al. 2022. Comparison of convective triggering mechanisms of typical rainstorm events in the Hami area  
470 of East Tianshan Mountains [J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese)*, 46(4): 965–988. doi: 10.3878/j.issn.1006  
471 -9895.2201.21095

472 Liu Y, Xi D G, Li Z L, et al. 2015. A new methodology for pixel-quantitative precipitation nowcasting using a pyramid Lucas Kanade  
473 optical flow approach [J]. *J. Hydrol.*, 529(1): 354–364. doi: 10.1016/j.jhydrol.2015.07.042

474 Maddox R A, Chappell C F, Hoxit L R. 1979. Synoptic and meso- $\alpha$  scale aspects of flash flood events [J]. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*,  
475 60(2): 115–123. doi: 10.1175/1520-0477-60.2.115

476 Mass C F, Ovens D, Westrick K, et al. 2002. Does increasing horizontal resolution produce more skillful forecasts [J]. *Bull. Amer.*  
477 *Meteor. Soc.*, 83(3): 407–430. doi: 10.1175/1520-0477(2002)083<0407:DIHRPM>2.3.CO;2

478 潘留杰, 张宏芳, 陈小婷, 等. 2015. 基于邻域法的高分辨率模式降水的预报能力分析 [J]. *热带气象学报*, 31(5): 632–642. Pan L J,  
479 Zhang H F, Chen X T, et al. 2015. Neighborhood-based Precipitation Forecasting Capability Analysis of High-resolution Models [J].  
480 *Journal of Tropical Meteorology (in Chinese)*, 31(5): 632–642. doi: 10.16032/j.issn.1004-4965.2015.05.006

481 Rinehart R, Garvey E. 1978. Three-dimensional storm motion detection by conventional weather radar [J]. *Nature*, 273: 287–289. doi:  
482 10.1038/273287a

483 Schwartz C S, Kain J S, Weiss S J, et al. 2010. Toward improved convection-allowing ensembles: Model physics sensitivities and  
484 optimizing probabilistic guidance with small ensemble membership [J]. *Wea. Forecasting*, 25(1): 263–280. doi: 10.1175/2009WAF2  
485 222267.1

486 Schwartz C S, Romine G S, Sobash R A, et al. 2015. NCAR's experimental real-time convection-allowing ensemble prediction system [J].  
487 *Wea. Forecasting*, 30(6): 1645–1654. doi: 10.1175/1520-0434(2003)018<0918:SOPFSS>2.0.CO;2

488 苏翔, 袁慧玲. 2020. 集合预报统计学后处理技术研究进展 [J]. *气象科技进展*, 10(2): 30–41. Su X, Yuan H L. The research progress  
489 of ensemble statistical postprocessing methods [J]. *Adv Meteor Sci Technol (in Chinese)*, 10(2): 30–41. doi: 10.3969/j.issn.2095-  
490 1973.2020.02.005

491 孙继松. 2017. 短时强降水和暴雨的区别与联系 [J]. *暴雨灾害*, 36(6): 498–506. Sun Jisong. 2017. Differences and relationship  
492 between flash heavy rain and heavy rainfall [J]. *Torrential Rain and Disasters (in Chinese)*, 36(6): 498–506. doi: 10.3969/j.  
493 issn.1004-9045.2017.06.002

494 唐文苑, 郑永光. 2015. 基于快速更新同化数值预报的小时降水量时间滞后集合订正技术 [J]. *气象*, 45(3): 305–317. Tang  
495 Wenyuan, Zheng Yongguang. 2015. Improvement of hourly precipitation forecast using a time lagged ensemble based on rapid  
496 refresh assimilation and forecast [J]. *Meteorological Monthly (in Chinese)*, 45(3): 305–317. doi: 10.7519/j.issn.1000-0526.2019.03.  
497 002

498 Theis S E, Hense A, Damrath U. 2005. Probabilistic precipitation forecasts from a deterministic model: A pragmatic approach [J].  
499 *Meteorol. Appl.*, 12(3): 257–268. doi: 10.1017/S1350482705001763

500 Thompson P D. 1977. How to improve accuracy by combining independent forecasts [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 105(2): 228–229. doi:  
501 10.1175/1520-0493(1977)105<0228:htiabc>2.0.co;2

502 田付友, 郑永光, 张涛, 等. 2015. 短时强降水诊断物理量敏感性的点对面检验 [J]. *应用气象学报*, 26(4): 385–396. Tian Fuyou,  
503 Zheng Yongguang, Zhang Tao, et al. 2015. Sensitivity analysis of short-duration heavy rainfall related diagnostic parameters with  
504 point-area verification [J]. *Journal of Applied Meteorological Science (in Chinese)*, 26(4): 385–396. doi: 10.11898/1001-73  
505 13.20150401

506 危国飞, 刘会军, 吴启树, 等. 2020. 多模式降水分级最优权重集成预报技术 [J]. *应用气象学报*, 31(6): 668–680. Wei Guofei,  
507 Liu Huijun, Wu Qishu, et al. 2020. Multi-model consensus forecasting technology with optimal weight for precipitation intensity  
508 levels [J]. *Journal of Applied Meteorological Science (in Chinese)*, 31(6): 668–680. doi: 10.11898/1001-7313.20200603

509 Wilks D S. 2006. *Statistical methods in the atmospheric sciences* [M]. MA: Academic press, 627pp.

510 吴剑坤, 陈明轩, 秦睿, 等. 2019. 变分回波跟踪算法及其在对流临近预报中的应用试验 [J]. *气象学报*, 77(6): 999–1014. Wu  
511 Jiankun, Chen Mingxuan, Qin Rui, et al. 2019. The variational echo tracking method and its application in convective storm  
512 nowcasting [J]. *Acta Meteorologica Sinica (in Chinese)*, 77(6): 999–1014. doi: 10.11676/qxxb2019.062

513 吴启树, 韩美, 刘铭, 等. 2017. 基于评分最优化的模式降水预报订正算法对比 [J]. *应用气象学报*, 28(3): 306–317. Wu Qishu, Han  
514 Mei, Liu Ming, et al. 2017. A comparison of optimal-score-based correction algorithms of model precipitation [J]. *Journal of  
515 Applied Meteorological Science (in Chinese)*, 28(3): 306–317. doi: 10.11898/1001-7313.20170305

516 吴振玲, 张楠, 徐姝, 等. 2019. 多模式集成分级降水概率及落区预报试验 [J]. *灾害学*, 34(4): 100–106. Wu Zhenling, Zhang Nan,  
517 Xu Shu, et al. 2019. Testing for multi-model integrated probability forecast of graded precipitation and its application reserch [J].  
518 *Journal of Catastrophology (in Chinese)*, 34(4): 100–106. doi: 10.3969/j.issn.1000-811x.2019.04.018

519 吴政谦, 徐海明, 王东海, 等. 2012. 中尺度多模式超级集合预报对 2010 年 6 月 19–20 日中国南方大暴雨过程的分析 [J]. *热带气  
520 象学报*, 28(5): 653–663. Wu Zhengqian, Xu Haiming, Wang Donghai, et al. 2012. Analysis of a heavy rain process on June 19–20,  
521 2010 in Southern China by using a multi-mode mesoscale super-ensemble forecasting system [J]. *Journal of Tropical Meteorology  
522 (in Chinese)*, 28(5): 653–663. doi: 10.3969/j.issn.1004-4965.2012.05.005

523 杨涛, 杨莲梅, 刘凡, 等. 2023. 中国西天山两次短时强降水过程雨滴谱特征研究 [J]. *大气科学*, 47(5): 1495–1509. Yang Tao,  
524 Yang Lianmei, Liu Fan, et al. 2023. Raindrop size distribution characteristics of two short-term heavy precipitation processes in  
525 Western Tianshan, China [J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese)*, 47(5): 1495–1509. doi:  
526 10.3878/j.issn.1006-9895.2303.21211

- 527 张小玲, 余蓉, 杜牧云. 2014. 梅雨锋上短时强降水系统的发展模态 [J]. 大气科学, 38 (4): 770–781. Zhang Xiaoling, Yu Rong, Du  
528 Muyun. 2014. Evolution pattern of short-time intense precipitation-producing systems associated with Meiyu front [J]. Chinese  
529 Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 38 (4): 770–781. doi: 10.3878/j.issn.1006-9895.1401.13249
- 530 张莹, 袁志勇, 徐春阳, 等. 2012. 短时强降水历史个例查询与潜势预报平台 [J]. 气象科学, 32(12): 149–154. Zhang Ying, Yuan  
531 ZhiYong, Xu Chunyang, et al. 2012. The platform for historical case inquiry and potential trend forecast of the severe short-range  
532 precipitation [J]. Journal of the Meteorological Sciences (in Chinese), 32(12): 149–154. doi: 10.3969/2012jms.00\*\*
- 533 赵瑞霞, 代刊, 金荣花, 等. 2020. OTS、MOS 和 OMOS 方法及其优化组合应用于 72 h 内逐 3 h 降水预报的试验分析研究 [J]. 气  
534 象, 46(3): 420–428. Zhao Ruixia, Dai Kan, Jin Ronghua, et al. 2020. Comparison of OTS, MOS, OMOS methods and their  
535 combinations applied in 3 h precipitation forecasting out to 72 h [J]. Meteorological Monthly (in Chinese), 46(3): 420–428. doi:  
536 10.7519/j.issn.1000-0526.2020.03.013
- 537 赵渊明, 漆梁波. 2021. 短时强降水概率预报的多模式集成技术研究 [J]. 气象, 47(5): 529–538. Zhao Yuanming, Qi Liangbo. 2021.  
538 Multi-model integration technology for probabilistic forecasting of short-time sever rainfall [J]. Meteorological Monthly (in  
539 Chinese), 47(5): 529–538. doi: 10.7519/j.issn.1000-0526.2021.05.002
- 540 郑淋淋, 张申葵, 邱学兴, 等. 2023. 大别山对一次冷涡对流的作用分析 [J]. 大气科学, 47(6): 2001–2019. Zheng Linlin, Zhang  
541 Shen yan, Qiu Xuexing, et al. 2023. Impacts of the Dabie Mountains on a mesoscale convective system that occurred in the  
542 background of the Northeast Cold Vortex [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 47(6): 2001–2019. doi:  
543 10.3878/j.issn.1006-9895.2205.21023
- 544 Zhi X F, Qi H X, Bai Y Q, et al. 2012. A comparison of three kinds of multimodel ensemble forecast techniques based on the TIGGE  
545 data[J]. Acta. Meteorol. Sin., 26(1): 41-51. doi: 10.1007/s13351-012-0104-5